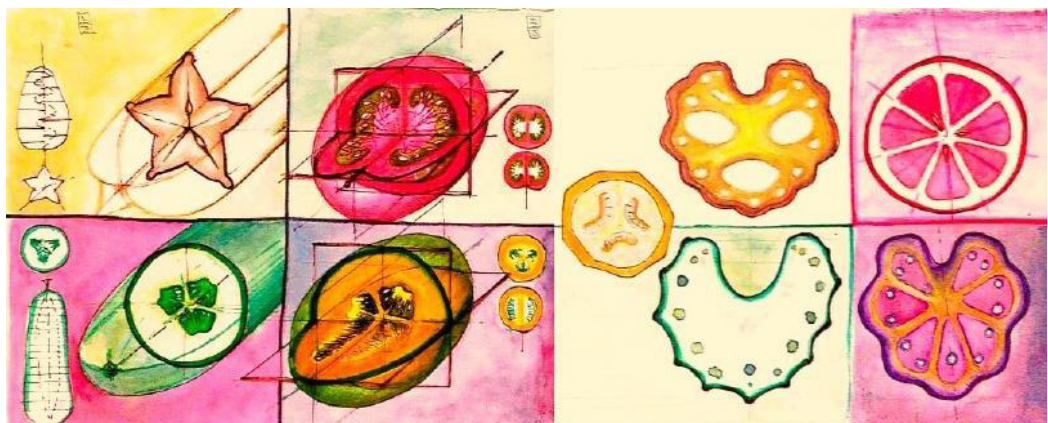
44° Convegno Internazionale
dei Docenti delle Discipline della Rappresentazione
Congresso della Unione Italiana per il Disegno

Transizioni al disegno artificiale

Fabrizio Gay

Abstract

Il crescente sviluppo e adozione di strumenti di Intelligenza artificiale (AI) che si rivelano efficaci nell'automatizzare parzialmente molti compiti produttivi – dal *concept* al *rendering*, dal rilievo alla modellazione parametrica – nel campo delle raffigurazioni progettuali [1] in ambito architettonico, urbanistico e del design (del prodotto e della comunicazione) ci pone oggi in varie fasi di 'transizione al disegno artificiale'. Questo contributo riguarda il modo in cui vengono integrati nella ricerca di base del disegno alcuni temi relativi ai sistemi di AI addestrati con tecniche di *deep learning* su immani *dataset* sincretici (verbali, visivi, …) e taluni capaci di generare nuove immagini significative attraverso elaborazioni con reti neurali di tipo '*Generative Adversarial Networks*' (GANs). Per usare questi sistemi come nuovi strumenti sensati di 'immaginazione artificiale' è necessaria una descrizione del loro funzionamento semiotico che ne mostri limiti e possibilità effettive. È a tale scopo e in rapporto alla disciplina del disegno che questo contributo parte dalla proposta di riclassificare secondo le categorie della teoria della significazione e della retorica visiva (ai livelli plastico e iconico) esposta trent'anni fa dal Gruppo µ [2] l'attuale insieme degli algoritmi di descrizione d'immagine usati prima nelle fasi di *deep learning*, poi in quelle di generazione creativa. Propone infine di verificare i portati della ricerca sperimentandola come teoria dei *pattern* nell'analisi delle 'scritture asemiche' e delle declinazioni stilistiche dello spazio figurato.

Parole chiave
immaginazione artificiale, image Analysis, teoria delle immagini, disegno, deep learning

Appunti da un quaderno di studi morfologici, 1999, tecnica mista. Elaborazione grafica di Fabrizio Gay.

doi.org/10.3280/oa-1016-c305

Introduzione

Dallo scorso 30 novembre assistiamo alla crescente attenzione mediatica sul gradimento di due applicazioni di AI: l'agente conversazionale 'Chat Generative Pre-trained Transformer 3' [ChatGPT3] e il sistema DALL-E 2 che impiega la stessa architettura a reti neurali del Transformer GPT ma con la funzione di generare immagini *raster* in risposta alle descrizioni (*prompt*) verbali formulate degli utenti. Sono questi solo due tra i numerosissimi e concorrenziali casi di chatbot e di generatori *text-to-image* (TTI) affiorati negli ultimissimi anni coi prodigiosi sviluppi delle tecniche di *deep learning* 'supervisionato' e 'non supervisionato' attraverso sistemi di calcolo detti 'reti neurali' dove per 'neuroni' si devono intendere delle funzioni matematiche a moltissimi parametri aggiustabili nell'apprendimento.
Nella sbalordiva offerta di sistemi che ormai segna la crescente pervasione dell'AI in quasi tutti i domini sociali – tecnici o artistici, giuridici o economici, medici o linguistico-filologici – il crescente clamore intorno a DALL-E 2 e ChatGPT3 si deve soprattutto agli allarmi sul loro impatto sociale. Entrambe prodotti dalla società OpenAI avviata dal 2016 nella iper-finanziata ricerca di punta nel campo del *deep learning*, questi due sistemi sono stati agevolmente utilizzati in poche settimane da milioni e milioni di persone. Consentono a chiunque di produrre artefatti originali e inediti (vari generi di testi, progetti tecnici, composizioni, disegni e raffigurazioni, programmi informatici…) indistinguibili da congeneri prodotti umani per la loro fluidità espressiva, discreta coerenza logica e, per ora, 'parzialmente plausibile' verosimiglianza referenziale.
Nonostante e per i loro evidenti limiti veridittivi, DALL-E 2 e ChatGPT3 destano preoccupazioni in ambito politico, scolastico ed estetologico. Anzitutto perché sono oggi ampiamente provati moltissimi casi d'uso fraudolento dell'AI in diverse campagne di disinformazione e di manipolazione delle opinioni attraverso la produzione di *fake news* e messaggi a contenuto pilotato (generalmente apocalittico o complottistico) automaticamente costruiti in base alla profilazione di moltitudini di destinatari sensibili.
Se è dunque giusto avere timori etici, morali, epistemologici e pedagogici sull'autenticità referenziale dei prodotti di Chat-GPT3 – giacché non è possibile tracciare la provenienza delle informazioni che essi recano – è invece discutibile il timore per la loro 'autenticità autoriale' ed è assurdo vedervi un imminente predominio delle macchine o una progressiva esautorazione della creatività umana.
Si deve certo constatare che, nei casi in cui la valutazione (giornalistica, scolastica o estetica) di un'opera sia legata al principio di autorialità, autenticità e autografia, non tutte queste condizioni possono essere verificate nel caso di opere d'arte o di referti tecnici che si producono semplicemente scrivendo un prompt testuale o settando un insieme di parametri nell'interfaccia di applicazioni AI. Ma, ciò detto, non c'è alcuna ragione accettabile in pregiudizio per cui un'opera d'arte non possa essere prodotta attraverso strumenti di AI. Ogni sistema di AI è solo uno strumento eterodiretto da attori e fattori umani, non ha certo una propria coscienza della significazione che i suoi prodotti assumono per i suoi destinatori umani; dunque, non ha una propria intenzionalità semiotica, politica, artistica, estetica o epistemologica che sia.
Oltre all'uso fraudolento dell'AI, è bene superare anche il suo impiego sprovveduto, inconsapevole o mitizzato, superando almeno due opposte (soggettivistica/oggettivistica) credenze insensate e dannose:
- l'ideale dell'originalità dell'opera e dell'ideatore sostenuto da sprovveduti convinti che la storia del mondo cominci da loro stessi o da qualche genio d'occasione – cioè si produca in interiorità individuali – e rifiutano l'idea che 'il linguaggio', 'il sentimento', 'il pensiero', 'l'inconscio', 'l'atmosfera' …, in realtà, esistono fuori di noi;
- l'identificazione del 'modello' informatico (di linguaggio naturale) con il 'fenomeno reale dei linguaggi', come se l'informatica fosse una scienza naturale tenuta a adeguare le sue teorie ai fenomeni naturali a scala umana.

In realtà, i modelli non equivalgono alla realtà che modellizzano. Le analogie tra modelli artificiali e naturalistici, quando e dove esistono, sono necessariamente parziali e strumentali rispetto a fini pratici assunti sperimentalmente caso per caso. Anche per questo fatto, grazie all'AI, possiamo definire scientificamente aspetti dell'intelligenza naturale.

Nel nostro caso è utile sapere che GPT è anzitutto un Modello artificiale di Lingua Naturale basato su una semplice semantica distribuzionale. Detto altrimenti: ciò che noi chiamiamo il 'significato' di un lessema di una lingua naturale, nel modello GPT non è altro che l'insieme (il vettore) delle misure della distanza di quel lessema dalle altre parole e parti di parole ricorrenti con lui in un dato corpus di testi analizzato in fase di *deep learning*. Il 'significato' del lessema per il sistema è dunque solo un'ennupla di numeri reali: dei pesi statistico-probabilisti (registrati nella rete neurale che compone il modello), cioè, numeri che misurano la probabilità condizionale dei diversi contesti in cui il termine ricorre.
Quindi, quelle che noi cogliamo come 'inferenze semantiche di analogie categoriali' tra termini – per es. 'A sta a B come C sta a D' – per il sistema è un'operazione di inter-definizione tra termini fatta semplicemente con somme e sottrazioni tra i rispettivi vettori: per es. definisce D come C – A + B [Mikolov, Chen, Corrado, Dean 2013].
Il fluente funzionamento di GPT avviene dunque tutto in termini di statistica predittiva, cioè, a partire dai contesti testuali implicati nel prompt di richiesta. GPT, riconoscendo quei contesti, fornisce la risposta di più alta probabilità condizionale concatenando previsioni di qual è il termine successivo più probabile che segue nel completamento di una frase o di un altro tipo di catena sintagmatica. In questo compito il modello GPT-3 è sbalorditivamente efficiente grazie all'architettura *Transformer* e anche grazie a un ulteriore addestramento della sua rete neurale supervisionato da masse di interlocutori umani. Tuttavia, i presupposti di questa fenomenale riuscita performativa di GPT-3 risiedono già nel suo *deep learning* non supervisionato, soprattutto nel numero di parametri ´circa 175 miliardi` della sua rete neurale, nonché nelle dimensioni fantasmagoriche dei *corpora* testuali – fonti Internet, siti web, articoli, libri, conversazioni e altro non reso pubblico da OpenAI – dei quali GPT ha rilevato la semantica distribuzionale.

L'informazione dal visivo al verbale (morfogenesi/eidogenesi)

Il fenomeno del 'disegno artificiale' riguarda anzitutto l'avvento di applicazioni che – con tecniche di *deep learning* nutrite di immani corpora di immagini – imparano a rispondere a *input* formulabili in varie sostanze espressive (visive e verbali) classificando nuovi *corpora* di immagini e parti di immagine, nonché capaci di generare immagini inedite e adeguate al prompt fornito. In tutti questi casi l'AI delle immagini passa a una semantica molto più densa di quella verbale; ma ciò che noi chiamiamo 'significato' per il sistema di AI – come osservato prima per GPT – ha solo un formato numerico vettoriale ch'esso estrae da immagini che recepisce come matrici (tabelle di numeri).
In questo senso i primi esempi di 'disegno artificiale' nello scorso decennio hanno fatto leva su sistemi di *pattern recognition,* come quelli oggi sempre più impiegati nella diagnostica medica tramite immagini e specialmente nell'istopatologia e in radiologia, ma utilizzandoli per fornire strumenti di *expertise* visuale anche nei domini dell'arte e del design. Prima che a produrre clamorosamente false opere d'arte e fittizi oggetti d'autore sulla base di specifici corpora di esempi, queste applicazioni sono servite a scoprire veri casi di 'falsi' fornendo un insostituibile expertise attributivo [Shamir 2015; Manovich e Arielli 2022; Gay 2022].
Il panorama degli attuali sistemi di generazione di nuove immagini è molto variegato; tuttavia, tutti implicano processi di estrazione di caratteristiche delle immagini. È in questo campo che è avvenuta una svolta con l'uso generalizzato delle tecniche del *deep learning*, verso il 2012. Fino a dieci anni fa, per circa mezzo secolo, i sistemi di riconoscimento di forme in computer vision erano composti da due blocchi distinti dei software programmati a mano e funzionanti 'a priori'. Il primo blocco 'estrae' una serie di caratteristiche (*feature*) di informazione visiva dalle matrici-immagine e registra per ciascuna i componenti di un vettore come valori che esprimono la presenza o l'assenza di una data caratteristica. Il secondo blocco classifica ciascuno di quei vettori come appartenente o no a date categorie in base alla soglia cui giunge la somma dei suoi valori moltiplicati per una serie di prestabiliti pesi statistici.
Da quando la scrittura dei classificatori è fatta automaticamente dal processo di *deep learning*, quei pesi statistici (componenti i blocchi di classificazione) in anticipo sono fissati a caso, ma

sono continuamente ri-adeguati durante il processo di apprendimento. Classificatori e analizzatori sono diventati così dei moduli di calcolo componibili, corrispondenti ciascuno a una tappa dell'analisi. Ad ogni nuova immagine analizzata l'insieme di tutti i parametri si ristruttura modificando i pesi di tutti i descrittori.
Potremmo dire che (paradossalmente) 'la regola' del sistema è ora l'integrale delle sue eccezioni riuscite, giacché nel caso del *deep learning* è il processo diviene sistema, estraendo caratteristiche rilevanti solo dal corpus di immagini esemplari che gli sono fornite. Questo comportamento che diciamo 'intelligente' risiede solo nella capacità di estrazione di informazione compiuta tramite algoritmi di descrizione (rilievi statistici sulla matrice-immagine) in un sistema a reti neurali convoluzionali (CNN) (fig. 1) seguendo una progressione ricorsiva di fasi d'analisi, con retrazione su tutti i blocchi del sistema.

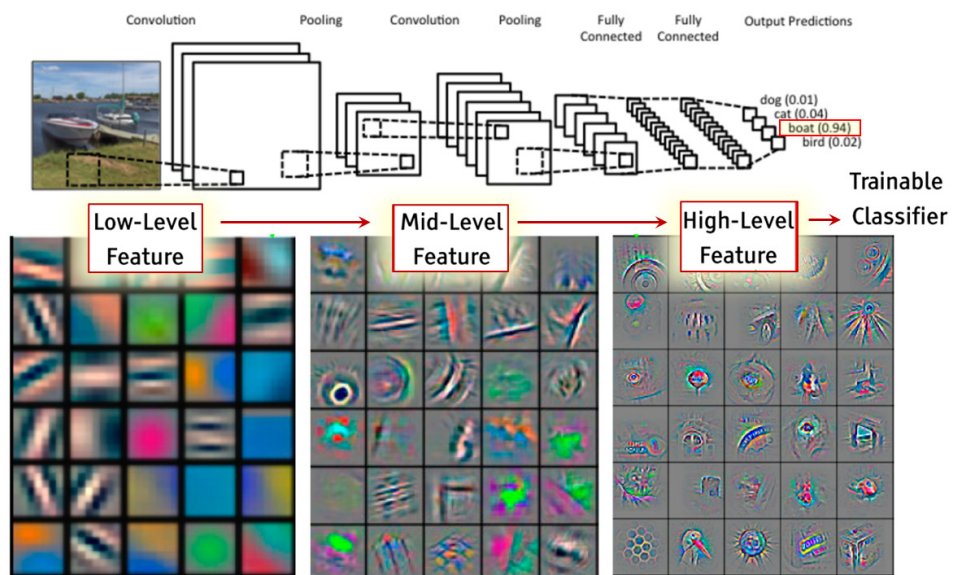



Fig. 1. Schema di una rete di convoluzione nel processo di riconoscimento entro un'immagine data della raffigurazione di una 'barca'. <https://www.ahmedbesbes.com/blog/introduction-to-cnns>.

Tali fasi che riguardano caratteristiche che in informatica si dicono di 'livello basso', 'medio' e 'alto', in termini di semiotica delle immagini vanno da un 'livello plastico' (astratto) a un 'livello iconico' (figurativo).
- Al livello che si dice 'più basso' il sistema estrae statisticamente caratteristiche semiotiche di quattro tipi:
  - topologiche (orientamenti, inglobamenti, posizionamenti, mereologie del campo e valori di categorie dicotomiche come: singolare/plurale, aperto/chiuso, ascendente/discendente, alto/basso, centrale/periferico, verticale/orizzontale),
  - cromatiche (dominanze, contrasti di tinte, di toni, di luminanza e di saturazione, palette di tinta, …),
  - eidetiche (forme e dimensioni di contorni e di andamenti, categorie come curvilineo/rettilineo, angolato/incrociato, continuo/segmentato, simmetrico/asimmetrico) e
  - testurali (elementi dei pattern, loro gradienti o altre modalità di variazione, …),

come se adottasse un criterio estetico purovisibilista, ma che preferiamo chiamare 'morfogenetico'.
- Al livello più alto il sistema estrae le caratteristiche semiotiche relative al riconoscimento di oggetti e ambienti raffigurati, nonché di stili raffigurativi, come se assumesse un criterio iconografico e iconologico, ma che noi preferiamo chiamare 'eidogenetico'. L'addestramento in *deep learning* al riconoscimento di categorie iconiche avviene vagliando migliaia o milioni di immagini esemplari già etichettate testualmente, fin che il sistema risulta in grado di generalizzare il processo di riconoscimento classificando nello stesso modo esemplari mai visti prima.
Per 'immaginazione artificiale' s'intendono principalmente i numerosissimi sistemi TTI (*text-to-image*) come DALL-E 2, MidJourney, Stable Diffusion, … che generano nuove immagini inedite in risposta all'input di una descrizione verbale. Si tratta di sistemi ovviamente parassitari

di un dato modello di Lingua Naturale (come GPT) ma istruiti in *deep learning* su data set di immagini ancora più estesi dei loro correlati dataset verbali. Nell'addestramento di DALL-E 2, per es., il data set acquisito ammonta a circa 300 miliardi di *pixel* (circa 4,7 milioni di immagini se risolute a 8000x8000 *pixel*) estratti da corpora di svariata provenienza, compresi data set di immagini già correlate a descrizioni testuali come, per es. 'Microsoft COCO'.
Usando un modello di rete neurale, questi sistemi TTI possono creare infinite esemplificazioni visive in risposta a una medesima frase verbale, a prescindere dal fatto che la frase sia da noi intesa in senso denotativo letterale, in senso connotativo, in senso retorico o poetico. Perciò la possibilità che un sistema TTI esplori la dimensione retorica dell'immagine iconica dipende solo dal fatto che esso generalizza e moltiplica il processo di creazione allegorica ben oltre i limiti dei codici verbo-visuali dell'allegoria, dell'iconografia e dell'iconologia tradizionali. Con opportune strategie di scrittura dei prompt di richiesta – giacché ogni sistema TTI reagisce diversamente alle stesse frasi – è possibile ottenere immagini interpretabili con figure retoriche molto più complesse dell'allegoria. Ciò è possibile perché molti sistemi TTI non si limitano a mettere in scena raffigurazioni stereotipe di oggetti renderizzati coerentemente con una certa struttura dello spazio ambiente figurato (in modo fotorealistico oppure in altre forme e stili raffigurativi), sono anche in grado di produrre raffigurazioni di oggetti e ambienti ibridi – che in ogni parte si rivelano occorrenze *in praesentia* di differenti tipi cognitivi – oppure oggetti e ambienti alterati in modo che l'immagine prodotta possa evocare – *in absentia* e secondo tropi retorici – ben altre categorie oggettuali e ambientali (fig. 2).

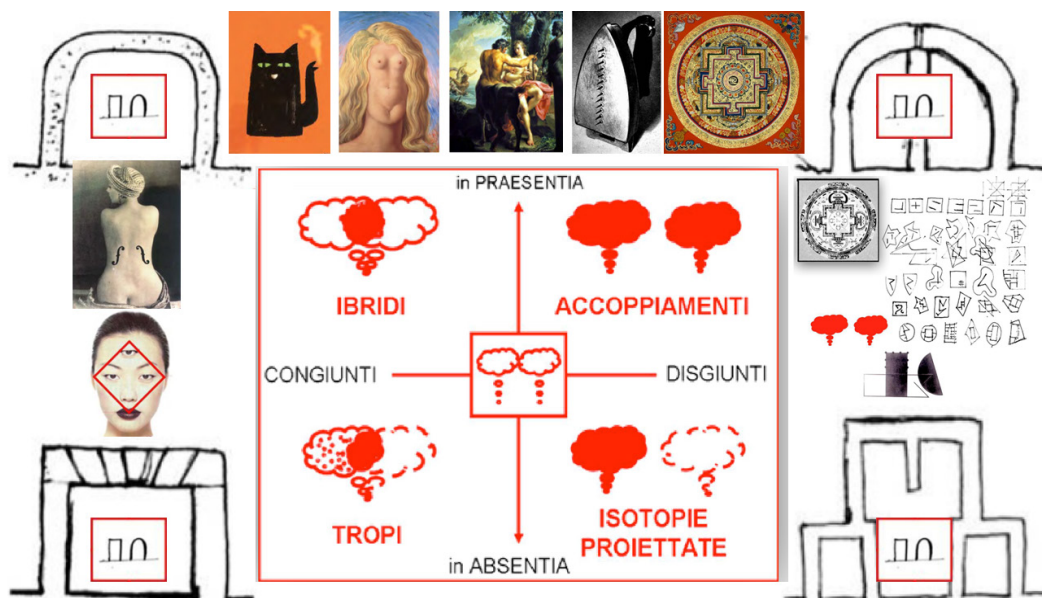



Fig. 2. Classificazione dei modi di generazione di figure nel caso della retorica visuale riferita ai 'tipi' 'iconici' e 'plastici' (astratti) presentati o rappresentati in immagine. Schemi dedotti dall'autore da Groupe µ 1992, e sviluppati in Gay 2020.

È probabile che tra meno di un anno o due strumenti TTI saranno integrati anche nei più diffusi programmi di grafica (come Photoshop). Chiunque potrà produrre immagini di artefatti indistinguibili da immagini di opere fatte con tecniche tradizionali; potrà deciderne lo statuto raffigurativo dell'immagine (ex. fumetto di Moebius, rendering fotorealistico da rivista AD, pubblicità surreale dello yogurt Müller, pittura di Max Ernst…) scegliendo semplicemente il corpus di addestramento del *deep learning*. Potrà altresì completare coerentemente per via automatica immagini o composizioni inizialmente tracciate a mano: per esempio, potrà proseguire automaticamente un autoritratto a penna di Rembrandt o – passando a una dimensione intermodale dei pattern – concludere un'incompiuta messa da *Requiem* di Mozart. Infine, dal panorama di quest'incipiente democratizzazione delle tecniche artistiche e di design, possiamo constatare che è proprio attraverso le immagini generate dall'AI che possiamo davvero imparare molto sulla nostra attuale cultura visuale e sul modo in cui oggi sono recepiti artefatti visuali di vario genere. Infatti, anche i sistemi digitali di profilazione e tracciamento

del comportamento e delle preferenze personali sono strumenti di AI che oggi possono essere usati per scopi non commerciali, ma storico-critici, antropologici, etnografici, per rilevare e misurare statisticamente l'affiorare di nuove categorie estetiche e sociali, di nuove forme d'uso.

Conclusioni

Quanto esposto fin qui mostra che, avendo almeno un'idea elementare (e fondata) del funzionamento di strumenti di AI per l'analisi e la generazione di artefatti visuali, l'uso consapevole di questi strumenti può gettare nuova luce sul funzionamento semiotico degli stessi artefatti visuali e – come interessa alla disciplina scientifica del disegno – sul loro eventuale impiego per ideare o generare altri artefatti.
Abbiamo evidenziato Il funzionamento di questi strumenti di intellezione delle forme e degli stili nelle immagini in termini analoghi alla dualità fenomenologica presente in ogni raffigurazione visiva [Spinicci 2008] tra due *rationes* o due dimensioni dell'analisi: quella 'plastica' (astratta e morfogenetica) e quella 'iconica' (figurativa o eidogenetica), senza porle a priori una denotativa e l'altra connotativa.
Esemplificando banalmente questa dualità con la matrice 10x10 in cui il fumettista finlandese Jaakko Seppälä (fig. 3) dispone versioni grafico-pittoriche di dieci celebri personaggi dei fumetti declinandole anche nei corrispettivi dieci formati stilistici, ci possiamo figurare anche il modo in cui un sistema AI può 'leggere' e 'inventare' forme: in questo caso le righe esplicano la dimensione 'plastica' e le colonne la dimensione 'iconica'.

Fig. 3. Rielaborazione della tabella 10x10 nella quale Jaakko Seppälä raffigura la combinatoria tra i modelli di dieci personaggi dei fumetti e le correlative 10 modalità di stilizzazione che li caratterizzano. In ogni colonna si trovano le occorrenze di uno stesso personaggio dei *comics*; in ciascuna riga si trovano le interpretazioni dei 10 personaggi nello stile di uno dei disegnatori. Gli stili dei disegnatori (e personaggi) incolonnati, dall'alto in basso, sono: 1) Albert Uderzo, *Astérix*; 2) Bill Watterson, *Calvin*; 3) Carl Barks, *Donald Duck*; 4) Hergé, *Capitan Haddock*; 5) Jim Aparo, *Batman*; 6) Pertti Jarla, *Heimo Vesa*; 7) Hugo Pratt, *Corto Maltese*; 8) Tove Jansson, *Mumin*, 9) Jim Davis, *Garfield*; 10) Charles Schulz, *Lucy*.

- Dicendo che un sistema AI 'legge', affermiamo che esso correla almeno due sistemi diversi di forme del piano dell'espressione, cioè, almeno due specifiche 'griglie di lettura' ciascuna delle quali ha un proprio piano del contenuto, e lo fa in modo che una stessa unità significante sia sempre riferibile a più di due diverse griglie di lettura delle forme del piano dell'espressione. È perciò che il sistema in *deep learning* in grado di 'leggere' anche una 'scrittura asemica', come quella del *Codex seraphinianus* (fig. 4), o un quadro o un film 'astratto', o un brano musicale. 'Leggere', qui, vuol dire anzitutto segmentare un oggetto in unità significanti – segni e figure entro un testo iscritto in un oggetto – decidendo quali tratti espressivi siano pertinenti a una o più griglie di lettura che ne individuano di volta in volta le effettive forme (espressive) in gioco. Anche volendo usare il termine 'leggere' in senso stretto, si consideri il fatto che la scrittura 'alfabetica occidentale' (latinica) è solo una tra le tante forme di scrittura dipendenti dalle lingue naturali, (fig. 5) e ne verranno altrettante d'ancora impensate.

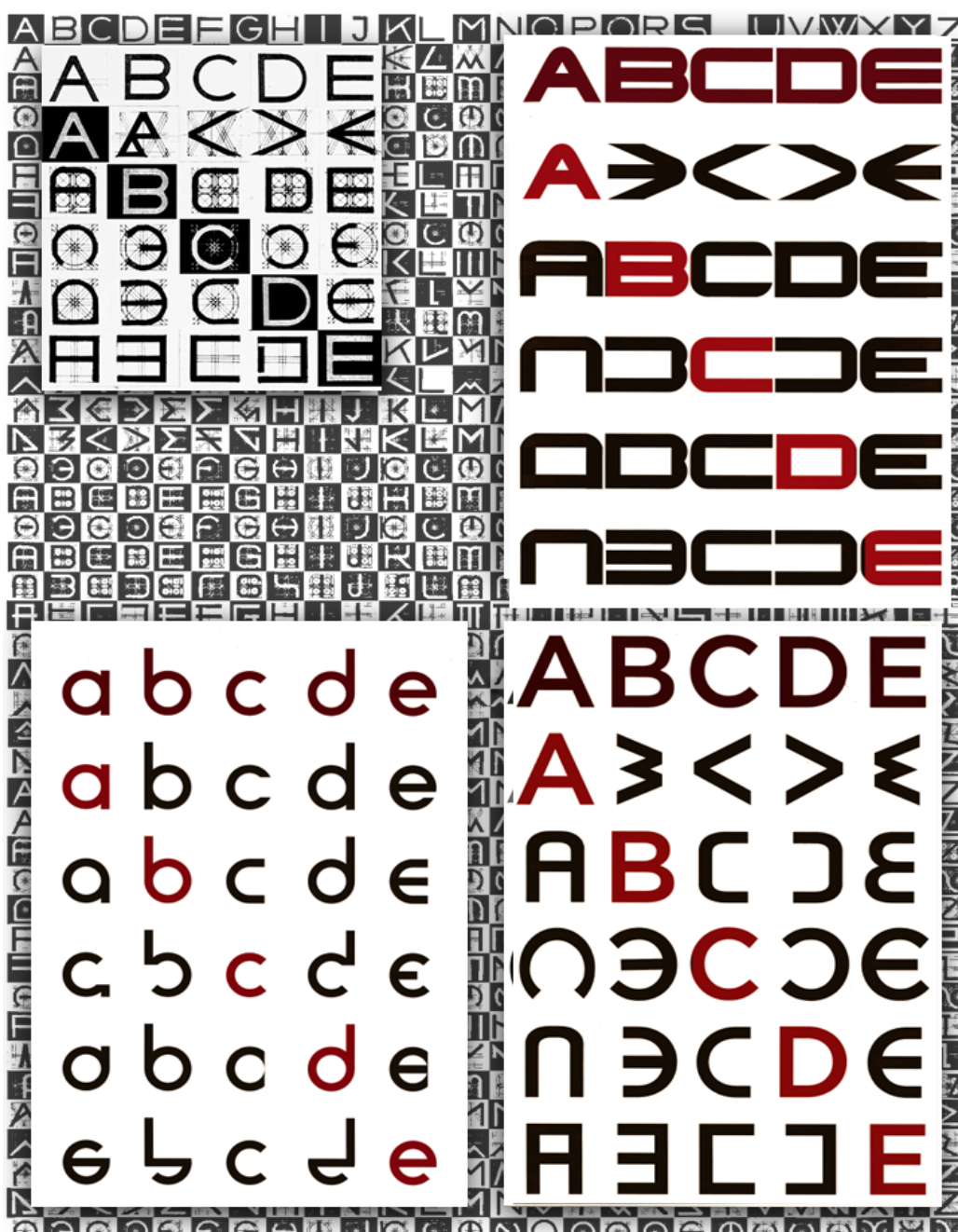



Fig. 4. Esercizio di variazioni icono-plastiche dei caratteri alfabetici di alcuni font: in colonna sono poste le versioni di una stessa lettera (tratti denotativi); in riga sono poste le variazioni dei tratti connotativi delle lettere, ciascuna espressa nei modi plastici di una sola delle altre lettere. Grafico dell'autore.

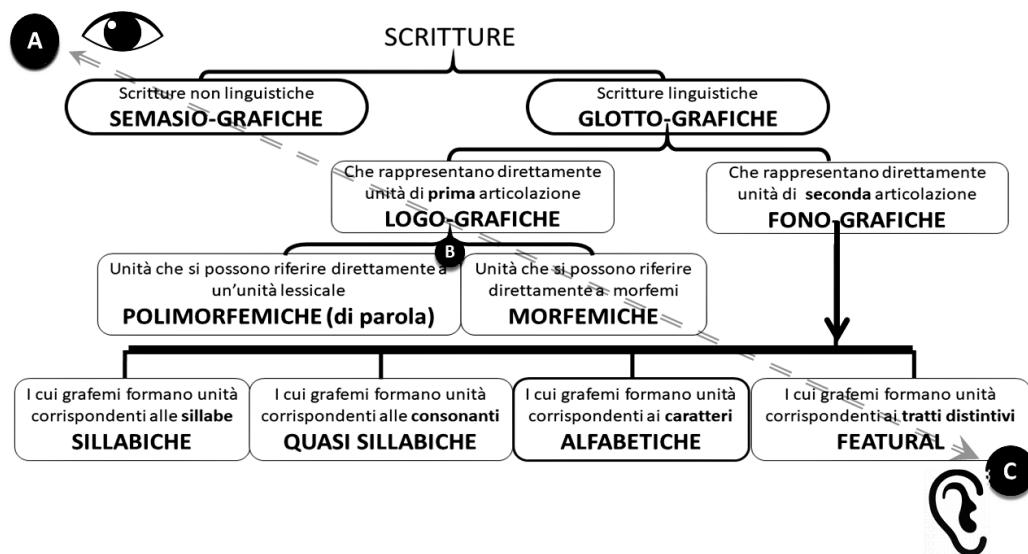



Fig. 5. Classificazione linguistica dei principali tipi di sistemi di scrittura. Sampson 1998, p. 32.

- Dicendo che un sistema AI 'inventa' immagini, affermiamo che esso attua un nesso che noi leggiamo come una 'traduzione stilistica' in modi simili a quelli in cui Seppälä (fig. 3) costruisce una nitida confusione tra mondi fumettistici diversi, talora ibridandoli, talaltra parodizzandone uno nell'altro.
'L'invenzione come trasduzione', specialmente la 'trasduzione (naturale e artificiale) tra raffigurazioni e tra stili di raffigurazione', è questione che troviamo al crocevia degli apporti dell'AI al disegno. Uno dei temi tradizionali del disegno è la 'traduzione tra forme di rappresentazione visuale', perlomeno ridotta a quei minimi termini consentiti dalla 'restituzione prospettica' (fig. 6): pratica che cerca d'individuare geometricamente il punto di vista decettivo di una prospettiva per restituire un modello 3D dello spazio che vi è figurato.
In storia dell'arte ci sono evidenti limiti all'applicazione della restituzione prospettica. Ogni artefatto visuale a uso estetico – per essere tale – mantiene un'autonomia dello spazio in esso figurato rispetto allo spazio visivo empirico ambientale nel quale è verosimilmente posto lo spettatore reale; a meno che non si ricada nelle situazioni decettive del *trompe-l'oeil* e della 'realtà virtuale' dove (patologicamente) non si può distinguere tra la percezione del proprio ambiente [3] da quella dello spazio raffigurato. Lo spazio raffigurato è un prodotto estetico, è immagine di un luogo declinata in una morfologia 'non generica'. Ovviamente non sembra aver senso fare restituzioni prospettiche di immagini iscritte in tradizioni figurative pre e anti-prospettiche. Nei casi non prospettici le varie parti dell'immagine suscitano il senso di luoghi diversamente deputati a mostrare aspetti di uno spazio che sembra aver natura geometricamente topologica e psicologicamente topografica; ma non in tutte le culture visuali e loro fasi.
Allora la pretesa 'restituzione spaziale' può (più onestamente) configurassi come l'invenzione documentata di una genealogia di tratti di oggetti e ambienti del mondo noti *a-priori* agli spettatori originari. Il 'miglior modello spaziale' emergerebbe in un processo *top-down* (*template matching*) che massimizza la probabilità condizionale di rispondere alle categorie morfologiche *a-priori* rispondenti alle figure riconosciute nell'immagine.

Note

[1] Tra i molti riferimenti sulle applicazioni dell'IA ai campi della progettazione ci riferiamo specialmente a Chaillou 2021; Abioye et al. 2021; Castro Pena et al. 2021; As, Basu 2021; Seo, Park, Choo 2020.

[2] Ci riferiamo al classico [Groupe μ 1992] e alla distinzione tra livello plastico e iconico dell'analisi semiotica delle immagini aperta con il saggio seminale. Greimas 1984.

[3] Ci riferiamo alla distinzione tra percezione ecologica dell'ambiente e percezione di raffigurazioni sostenuta da J. Gibson [Gibson 1979] del quale accettiamo integralmente le conclusioni.

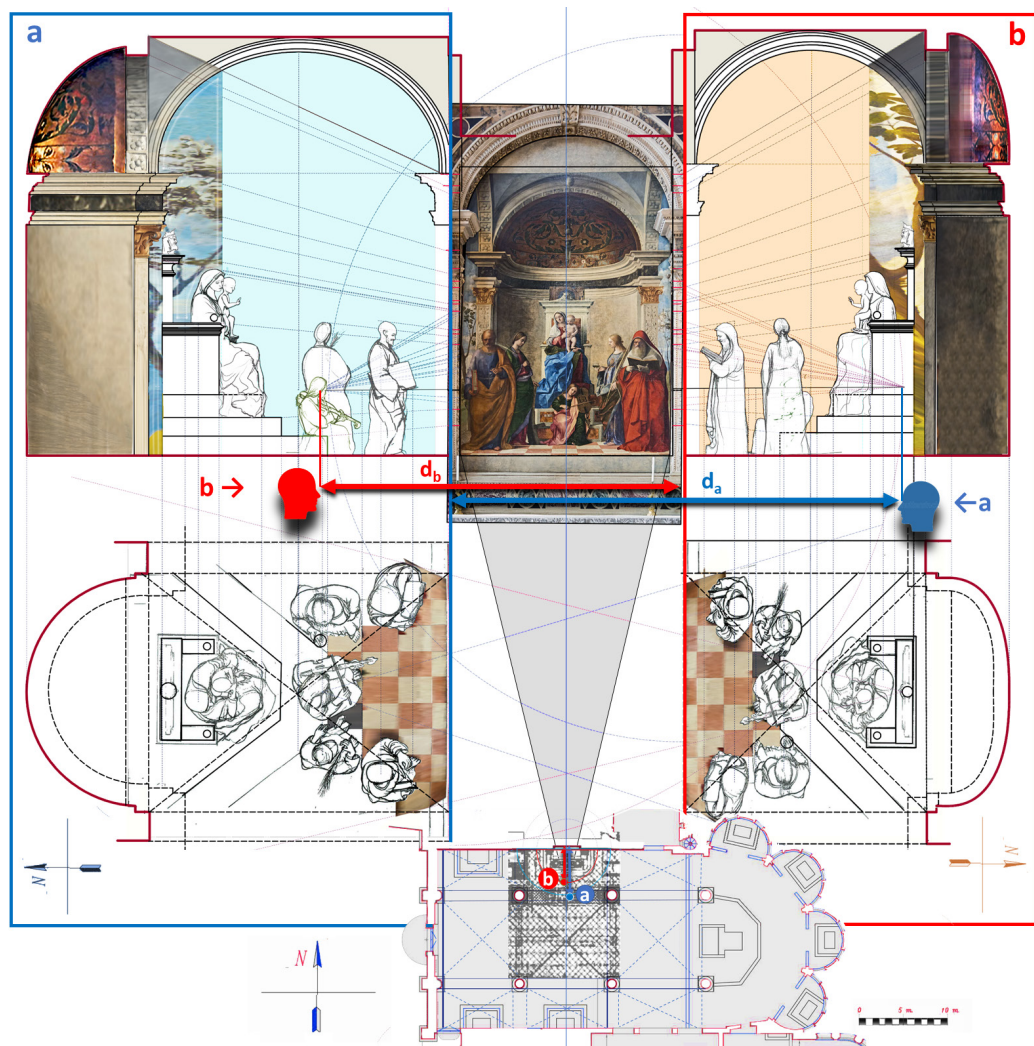



Fig. 6. Restituzioni prospettiche dello spazio raffigurato della Pala di San Zaccaria, *Madonna in trono con Bambino e Santi* di Giovanni Bellini, 1505, (402x273 cm), chiesa di San Zaccaria, Venezia. Elaborazione grafica di Fabrizio Gay.

Riferimenti bibliografici

Akanbi L. et al. (2021). Artificial intelligence in the construction industry: A review of present status, opportunities and future challenges. In *Journal of Building Engineering*, vol. 44, pp. 1-13.

As I., Prithwish B. (a cura di). (2021). *The Routledge companion to artificial intelligence in architecture*. Abington, Oxon: Routledge.

Castro Pena M.L. et al. (2021). Artificial intelligence applied to conceptual design. A review of its use in architecture. In *Automation in Construction*, vol. 124, pp. 1-30.

Chaillou S. (2021). *L'intelligence artificielle au service de l'architecture*. Antony: Éditions Le Moniteur.

Gay F. (2020). *A ragion veduta: immaginazione progettuale rappresentazione e morfologia degli artefatti*. Sassari: Publica.

Gay F. (2022). The lightning and the 'black reaction': natural and artificial pattern drawing between Golgi and Simondon. In C. Battini, E. Bistagnino (a cura di). *Dialogues, visions and visuality. Atti del 43° Convegno Internazionale dei docenti delle discipline della Rappresentazione. Congresso dell'Unione Italiana per il Disegno. Genova 15-17 settembre 2022*, pp. 1530-1567. Milano: FrancoAngeli.

Gibson J. (1979). *The ecological approach to visual perception*. Boston: Houghton Mifflin Company.

Greimas Algirdas J. (1984). *Sémiotique figurative et sémiotique plastique*. Parigi: Groupe de Recherches Sémio-Linguist, Ecole des Hautes Etudes en Sciences Sociales.

Groupe µ (1992). *Traité du signe visuel*. Parigi: Édition du Seuil.

Manovich L., Arielli E. (2022). *Artificial Aesthetics: A Critical Guide to AI, Media and Design*. <http://manovich.net/content/04-projects/163-artificial-aesthetics/artificial_aesthetics.chapter_1.pdf> (consultato il 2 febbraio 2023).

Mikolov T. et al. (2013). Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space. In *arXiv 1301.3781v3*. < https://arxiv.org/abs/1301.3781>(consultato il 2 febbraio 2023).

Sampson G. (1998). *Writing systems: a linguistic introduction*. Stanford: Stanford University Press.

Seo, J.; Park, H.; Choo, S. (2020). Inference of Drawing Elements and Space Usage on Architectural Drawings Using Semantic Segmentation. In *Applied Sciences*, vol. 10, n. 20, p. 1-14.

Serafini L. (1981). *Codex seraphinianus*. Milano: Franco Maria Ricci.

Shamir L. (2015). What makes a Pollock Pollock: a machine vision approach. In *International journal of arts and technology*, vol. 8, pp. 1-10.

Spinicci P. (2008). *Simile alle ombre e al sogno: la filosofia dell'immagine*. Torino: Bollati Boringhieri.

Zeiler M.D., Fergus R. (2014). Visualizing and Understanding Convolutional Networks. In D. Fleet, T. Pajdla, B. Schiele, T. Tuytelaars (a cura di). *Computer Vision – ECCV 2014. Atti del 13° Convegno Europeo, Zurigo, 6-12 settembre, 2014*, pp. 818-833. Cham: Springer.

Autore
Fabrizio Gay, Università Iuav di Venezia, fabrizio@iuav.it

Per citare questo capitolo: Gay Fabrizio (2023). Transizioni al disegno artificiale/Transitions to Artificial Drawing. In Cannella M., Garozzo A., Morena S. (a cura di). *Transizioni. Atti del 44° Convegno Internazionale dei Docenti delle Discipline della Rappresentazione/Transitions. Proceedings of the 44th International Conference of Representation Disciplines Teachers*. Milano: FrancoAngeli, pp. 485-504.

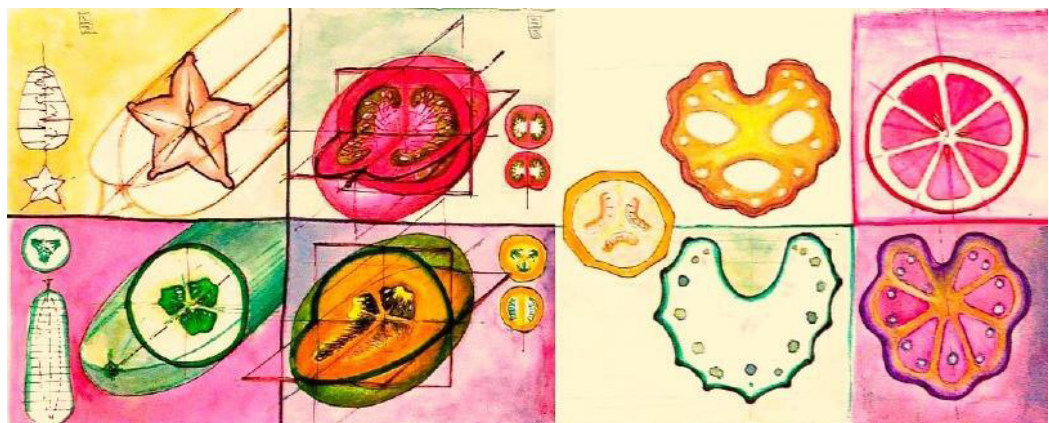
 Isbn 9788835155119

Transitions to Artificial Drawing

Fabrizio Gay

Abstract

The increasing development and adoption of Artificial Intelligence (AI) tools that prove to be effective in partially automating many productive tasks – from concept to rendering, from surveying to parametric modelling – in the field of design representations [1] and concerning the domains of architecture, urban planning and (product and communication) design, now places us in various stages of 'transition to artificial drawing'. This contribution deals with the way in which some topics related to AI systems trained with deep learning techniques on immense syncretic (verbal, visual, ...) datasets and, in some cases, capable of generating new meaningful images through elaborations with neural networks such as the 'Generative Adversarial Networks' (GANs), are integrated into basic drawing research. In order to use these systems as new sensible tools of 'artificial imagination', a description of their semiotic functioning that shows their actual limits and possibilities is required. It is for this purpose, and in relation to the discipline of drawing, that this contribution starts from the proposal to reclassify according to the categories of the theory of signification and visual rhetoric (at the plastic and iconic levels), set out thirty years ago by *Groupe* μ [2], the current set of image description algorithms used first in the deep learning phases, then in those of creative generation. Finally, it proposes to verify the results of the research by experimenting it as a pattern theory in the analysis of 'asemic writings' and stylistic declinations of figurative space.

Keywords
Artificial Imagination, Image Analysis, Image Theory, Drawing, Deep Learning

Sketches from a notebook of morphological studies, 1999, mixed technique on paper. Graphic elaboration by Fabrizio Gay.

doi.org/10.3280/oa-1016-c305

Introduction

Since last November 30 we have witnessed the growing media attention on the approval of two AI applications: the conversational agent 'Chat Generative Pre-trained Transformer 3' (ChatGPT3) and the DALL-E 2 system which uses the same neural network architecture as the Transformer GPT but with the function of generating raster images in response to verbal descriptions (prompts) formulated by users. These are just two of the very numerous and competitive cases of chatbots and text-to-image generators (TTI) that have surfaced in the last few years with the prodigious developments of 'supervised' and 'unsupervised' deep learning techniques through computing systems called 'neural networks' where by 'neurons' we mean mathematical functions with many parameters that can be adjusted in learning.
In the astounding range of systems that now marks the growing pervasion of AI in almost all social domains – technical or artistic, legal or economic, medical or linguistic-philological – the growing clamor around DALL-E 2 and ChatGPT3 is mainly due to alarms about their social impact. Both produced by the OpenAI company launched in 2016 in hyper-funded leading research in the field of deep learning, these two systems have been easily used in a few weeks by millions and millions of people. They allow anyone to produce original and unpublished artifacts (various kinds of texts, technical projects, compositions, drawings and representations, computer programs ...) indistinguishable from similar human products due to their expressive fluidity, discrete logical coherence and, for now, 'partially plausible' referential likelihood.
Despite and due to their evident truthfulness limits, DALL-E 2 and ChatGPT3 arouse concerns in political, scholastic and aesthetological terms. First of all because many cases of fraudulent use of AI are widely proven today in various campaigns of disinformation and manipulation of opinions through the production of fake news and messages with controlled content (generally apocalyptic or based on conspiracy) automatically constructed on the basis of the profiling of multitudes of sensitive recipients.
If it is therefore right to have ethical, moral, epistemological and pedagogical fears about the referential authenticity of the Chat-GPT3 products – since it is not possible to trace the origin of the information they carry – the fear for their 'authorial authenticity' is, on the contrary, questionable and it is absurd to see an imminent dominance of machines or a progressive exhaustion of human creativity.
It must certainly be noted that, in cases where the evaluation (journalistic, scholastic or aesthetic) of a work is linked to the principle of authorship, authenticity and autography, not all of these conditions can be verified in the case of works of art or technical reports that are produced simply by writing a text prompt or by setting a set of parameters in the AI application interface. But, that said, there is no prejudicial acceptable reason according to which a work of art cannot be produced through AI tools. Each AI system is only a tool other-directed by human actors and factors, it certainly does not have its own awareness of the meaning that its products assume for its human recipients; therefore, it does not have its own semiotic, political, artistic, aesthetic or epistemological intentionality.
In addition to the fraudulent use of AI, it is also good to overcome its inexperienced, unaware or mythicized use, overcoming at least two opposing (subjectivist-objectivist) senseless and harmful beliefs:
- the ideal of the originality of the work and of the creator supported by naive people convinced that the history of the world begins with themselves or with some occasional genius – that is, it is produced in individual interiorities – and who reject the idea that 'the language', 'the feeling', 'the thought', 'the unconscious', 'the atmosphere' …, in reality, exist outside of us;
- the identification of the computer 'model' (of natural language) with the 'real phenomenon of languages', as if computer science were a natural science required to adapt its theories to natural phenomena on a human scale.
In reality, models are not reality. The analogies between artificial and naturalistic models, when and where they exist, are necessarily partial and instrumental with respect to practical ends assumed experimentally on a case-by-case basis. Also for this fact, thanks to AI, we can scientifically define aspects of natural intelligence.

In our case it is useful to know that GPT is above all an artificial Natural Language Model based on a simple distributional semantics. In other words: what we call the 'meaning' of a lexeme of a natural language, in the GPT model is nothing more than the set (the vector) of the measures of the distance of that lexeme from the other words and parts of words recurring with it in a given corpus of texts analyzed in the deep learning phase. The 'meaning' of the lexeme for the system is therefore only a multitude of real numbers: statistical-probabilist weights (recorded in the neural network that makes up the model), that is, numbers that measure the conditional probability of the different contexts in which the term recurs. What we grasp as 'semantic inferences of categorical analogies' between terms – e.g. 'A is to B as C is to D' – for the system it is an inter-definition operation between terms simply done with additions and subtractions between the respective vectors: for ex. defines D as C – A + B [Mikolov, Chen, Corrado, Dean 2013].
Therefore, the fluent functioning of GPT takes place all in terms of predictive statistics, that is, starting from the textual contexts implied in the request prompt. GPT, recognizing those contexts, provides the answer with theof highest conditional probability by chaining predictions of what is the next most likely term following in the completion of a sentence or other type of syntagmatic chain. In this task the GPT-3 model is astonishingly efficient thanks to the Transformer architecture and also thanks to further training of its neural network supervised by masses of human interlocutors. However, the assumptions of this phenomenal performative success of GPT-3 already reside in its unsupervised deep learning, above all in the number of parameters (about 175 billion) of its neural network, as well as in the phantasmagorical size of textual corpora – Internet sources, websites, articles, books, conversations and other things not made public by OpenAI – of which GPT has detected the distributional semantics.

Information from visual to verbal (morphogenesis/eidogenesis)

The phenomenon of 'artificial drawing' concerns above all the advent of applications which – with deep learning techniques nourished by huge corpora of images – learn to respond to inputs that can be formulated in various (visual and verbal) expressive substances by classifying new corpora of images and parts of image, as well as capable of generating unpublished images and adequate to the prompt provided. In all these cases the AI of the images switches to a much denser semantics than the verbal one; but what we call 'meaning' for the AI system – as noted above for GPT – has only a vector number format that it extracts from images that it receives as matrices (tables of numbers).
In this sense, the first examples of 'artificial drawing' in the last decade have relied on pattern recognition systems, such as those increasingly used today in medical diagnostics through images and especially in histopathology and radiology, but using them to provide tools of expertise also in the domains of art and design. Before producing blatantly false works of art and fictitious author's objects based on specific corpora of examples, these applications have served to discover real cases of 'fakes' by providing an irreplaceable attributive expertise [Shamir 2015; Manovich, Arielli 2022; Gay 2022].
The panorama of current systems for generating new images is very varied; however, all involve image feature extraction processes. It is in this field that a turning point took place with the generalized use of deep learning techniques, around 2012. Until ten years ago, for about half a century, computer vision pattern recognition systems were composed of two distinct blocks of software programmed by hand and running a priori. The first block 'extracts' a series of visual information features from the image-matrixes and records for each the components of a vector as values expressing the presence or absence of a given feature. The second block classifies each of those vectors as belonging or not to given categories on the basis of the threshold reached by the sum of its values multiplied by a series of pre-established statistical weights.
From the time when the writing of the classifiers is done automatically by the deep learning process, those statistical weights (components of the classification blocks) are fixed at

random in advance, but are continuously re-adjusted during the learning process. Classifiers and analyzers have thus become modular (or: composable) calculation modules, each corresponding to a stage of the analysis. With each new image analyzed, the set of all the parameters is restructured by modifying the weights of all the descriptors.
We could say that (paradoxically) 'the rule' of the system is now the integral of its successful exceptions, since in the case of deep learning the process becomes the system, extracting relevant characteristics only from the corpus of exemplary images that are provided to it. This so-called 'intelligent' behavior resides only in the ability to extract information performed through description algorithms (statistical surveys on the image-matrix) in a convolutional neural network system (CNN) (fig. 1) following a recursive progression of analysis phases, with retraction on all system blocks.

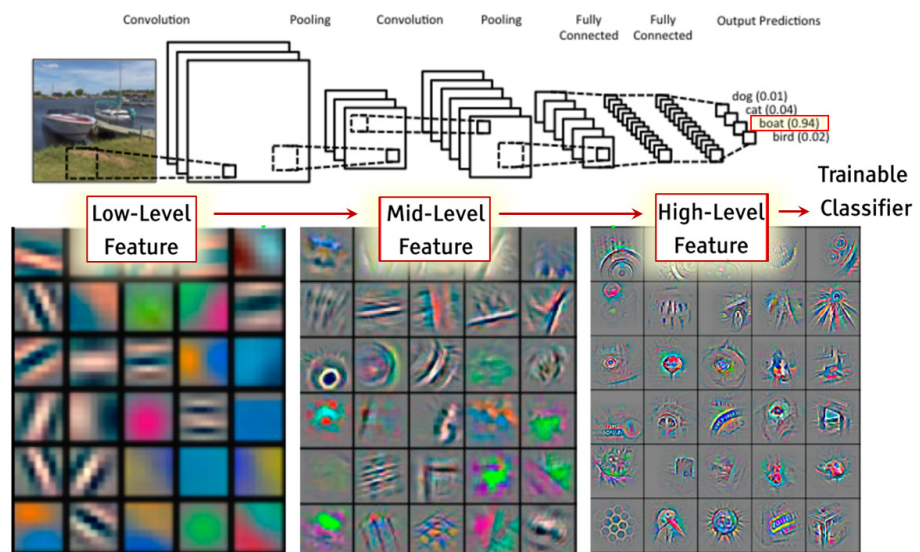



Fig. 1. Scheme of a convolution network in the recognition process within a given image of the depiction of a 'boat'. <https://www.ahmedbesbes.com/blog/introduction-to-cnns>.

These stages, which involve features that in computer science are called 'low', 'medium' and 'high' level, in terms of image semiotics range from a 'plastic level' (abstract) to an 'iconic level' (figurative).
- At the so-called 'lowest' level, the system statistically extracts semiotic characteristics of four types:
  - topological (orientations, incorporations, positionings, mereologies of the field and values of dichotomous categories such as: singular/plural, open/closed, ascending/descending, top/bottom, central/peripheral, vertical/horizontal),
  - chromatic (dominance, contrasts of hues, tones, luminance and saturation, color palette, ...),
  - eidetic (shapes and dimensions of outlines and trends, categories such as curved/straight, angled/crossed, continuous/segmented, symmetrical/asymmetrical.) and
  - textural (pattern elements, their gradients or other modes of variation, …),

as if it adopted a purevisibilist aesthetic criterion, even though we prefer to call it 'morphogenetic'.
- At the highest level, the system extracts the semiotic characteristics relating to the recognition of depicted objects and environments, as well as of representational styles, as if it assumed an iconographical and iconological criterion, but which we prefer to call 'eidogenetic'.
Deep learning training in the recognition of iconic categories takes place by sifting thousands or millions of exemplary images already labeled textually, until the system is able to generalize the recognition process by classifying in the same way never seen before specimens.
By 'artificial imagination' we mainly mean the very numerous TTI (text-to-image) systems such as DALL-E 2, MidJourney, Stable Diffusion, ... which generate new unpublished images in response to the input of a verbal description. These are obviously parasitic systems of a given Natural Language model (such as GPT) but trained in deep learning on image datasets even more extensive than their correlated verbal datasets. In DALL-E 2 training, for example, the

acquired data set amounts to about 300 billion pixels (about 4.7 million images at a resolution of 8000x8000 pixels) extracted from corpora of various origins, including image data sets already related to text descriptions such as, e.g. 'Microsoft COCO'.
Using a neural network model, these TTI systems can create infinite visual exemplifications in response to the same verbal phrase, regardless of whether the phrase is understood by us in a literal denotative sense, in a connotative sense, in a rhetorical or poetic sense. Therefore, the possibility that a TTI system explores the rhetorical dimension of the iconic image depends only on the fact that it generalizes and multiplies the process of allegorical creation far beyond the limits of the verbal-visual codes of traditional allegory, iconography and iconology. With appropriate writing strategies of the request prompts – since each TTI system reacts differently to the same sentences – it is possible to obtain images that can be interpreted with much more complex rhetorical figures than allegory. This is possible because many TTI systems are not limited to staging stereotypical representations of objects rendered coherently with a certain structure of the figured ambient space (in a photorealistic way or in other representational forms and styles), they are also able to produce representations of objects and hybrid environments – which in every part prove to be occurrences *in praesentia* of different cognitive types – or objects and environments altered so that the image produced can evoke – *in absentia* and according to rhetorical tropes – quite other object and environmental categories (fig. 2).
It is likely that in less than a year or two TTI tools will also be integrated into popular graphics programs (such as Photoshop). Anyone will be able to produce images of artifacts indistinguishable from images of works made with traditional techniques; will be able to decide the

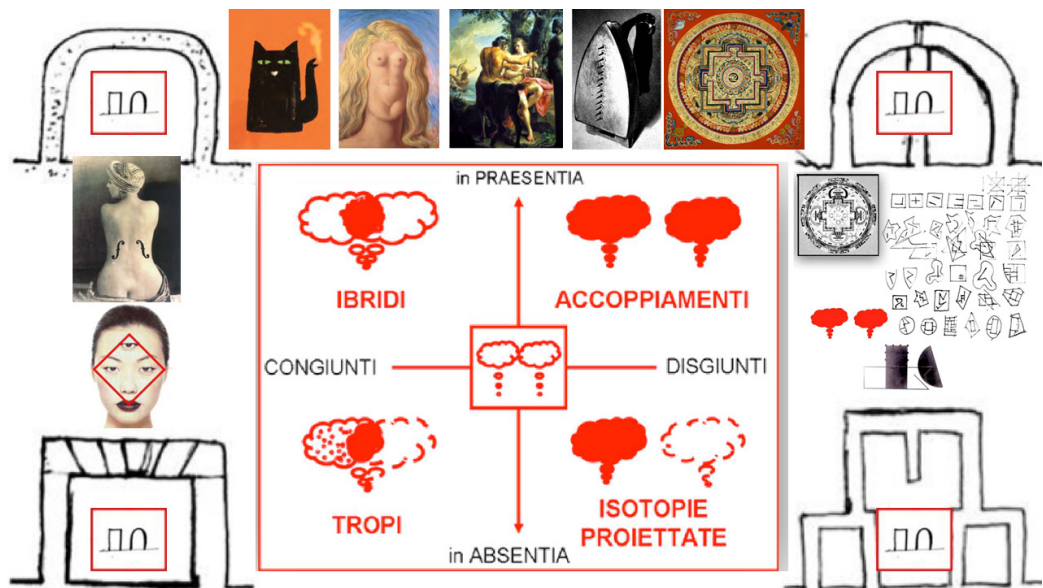



Fig. 2. Classification of the ways of generating figures in the case of visual rhetoric referring to the 'iconic' and 'plastic' (abstract) 'types' presented or represented in images. Schemas deduced by the author from Groupe µ 1992, and developed in Gay 2020.

representational status of the image (e.g., Moebius cartoon, photorealistic rendering from AD magazine, surreal Müller yoghurt advertising, Max Ernst painting...) by simply choosing the deep learning training corpus. He will also be able to automatically complete images or compositions initially traced by hand: for example, he will have the possibility to automatically continue a self-portrait in pen by Rembrandt or – passing to an intermodal dimension of patterns – conclude an unfinished Requiem mass by Mozart.
Finally, from the panorama of this incipient democratization of artistic and design techniques, we can see that it is precisely through AI-generated images that we can really learn a lot about our current visual culture and the way in which visual artifacts of various kinds are perceived today In fact, even digital systems for profiling and tracking behavior and personal preferences are AI tools that today can be used for non-commercial purposes, but for historical-critical, anthropological, ethnographic purposes, to detect and statistically measure the emergence of new categories aesthetic and social, of new forms of use.

Conclusions

What has been said so far shows that, having at least an elementary (and well-founded) idea of the functioning of AI tools for the analysis and generation of visual artifacts, the conscious use of these tools can shed new light on the semiotic functioning of the same visual artifacts and – as is of interest to the scientific discipline of drawing – on their possible use to conceive or generate other artifacts.
We have highlighted the functioning of these tools for understanding shapes and styles in images in terms analogous to the phenomenological duality present in every visual representation [Spinicci 2008] between two rationes or two dimensions of analysis: the 'plastic' one (abstract and morphogenetic) and the 'iconic one' (figurative or eidogenetic), without positing one denotative and the other connotative a priori.
By trivially exemplifying this duality with the 10x10 matrix in which the Finnish cartoonist Jaakko Seppälä (fig. 3) arranges graphic-pictorial versions of ten famous comic book characters also declining them in the corresponding ten stylistic formats, we can also imagine the way in which an AI it can 'read' and 'invent' forms: in this case the rows express the 'plastic' dimension and the columns the 'iconic' dimension.
- By saying that an AI system 'reads', we affirm that it correlates at least two different systems of forms of the plane of expression, that is, at least two specifics 'reading grids' each of which has its own plane of content and does so in a way that the same signifying unit is always referable to more than two different reading grids of the forms of the plane of expression. This is why the deep learning system is able to read even asemic writing, such as that of the

Fig. 3. Reworking of the 10x10 table in which Jaakko Seppälä depicts the combinatory between the models of ten comic book characters and the correlative 10 stylization modalities that characterize them. In each column there are occurrences of the same character from the comics; in each row are the interpretations of the 10 characters in the style of one of the artists. The styles of the artists (and characters) listed, from top to bottom, are: 1) Albert Uderzo, *Astérix*; 2) Bill Watterson, *Calvin*; 3) Carl Barks, *Donald Duck*; 4) Hergé, *Capitan Haddock*; 5) Jim Aparo, *Batman*; 6) Pertti Jarla, *Heimo Vesa*; 7) Hugo Pratt, *Corto Maltese*; 8) Tove Jansson, *Mumin*, 9) Jim Davis, *Garfield*; 10) Charles Schulz, *Lucy*.

Codex seraphinianus (fig. 4), or an 'abstract' painting or film, or a piece of music. 'Reading' means first of all segmenting an object into significant units – signs and figures within a text inscribed in an object – , deciding which expressive features pertain to one or more reading grids which identify each time the actual (expressive) forms in play. Even if we want to use the term 'read' in the strict sense, we should consider the fact that 'Western alphabetic' (Latin) writing is only one of the many forms of writing dependent on natural languages (fig. 5) and as many, still unthinkable, will emerge.

- By saying that an AI system 'invents' images, we affirm that it implements a link that we read as a 'stylistic translation' in ways similar to those in which Seppälä (fig. 3) builds a clear confusion between different comic worlds, sometimes hybridizing them, sometimes parodying one into the other.

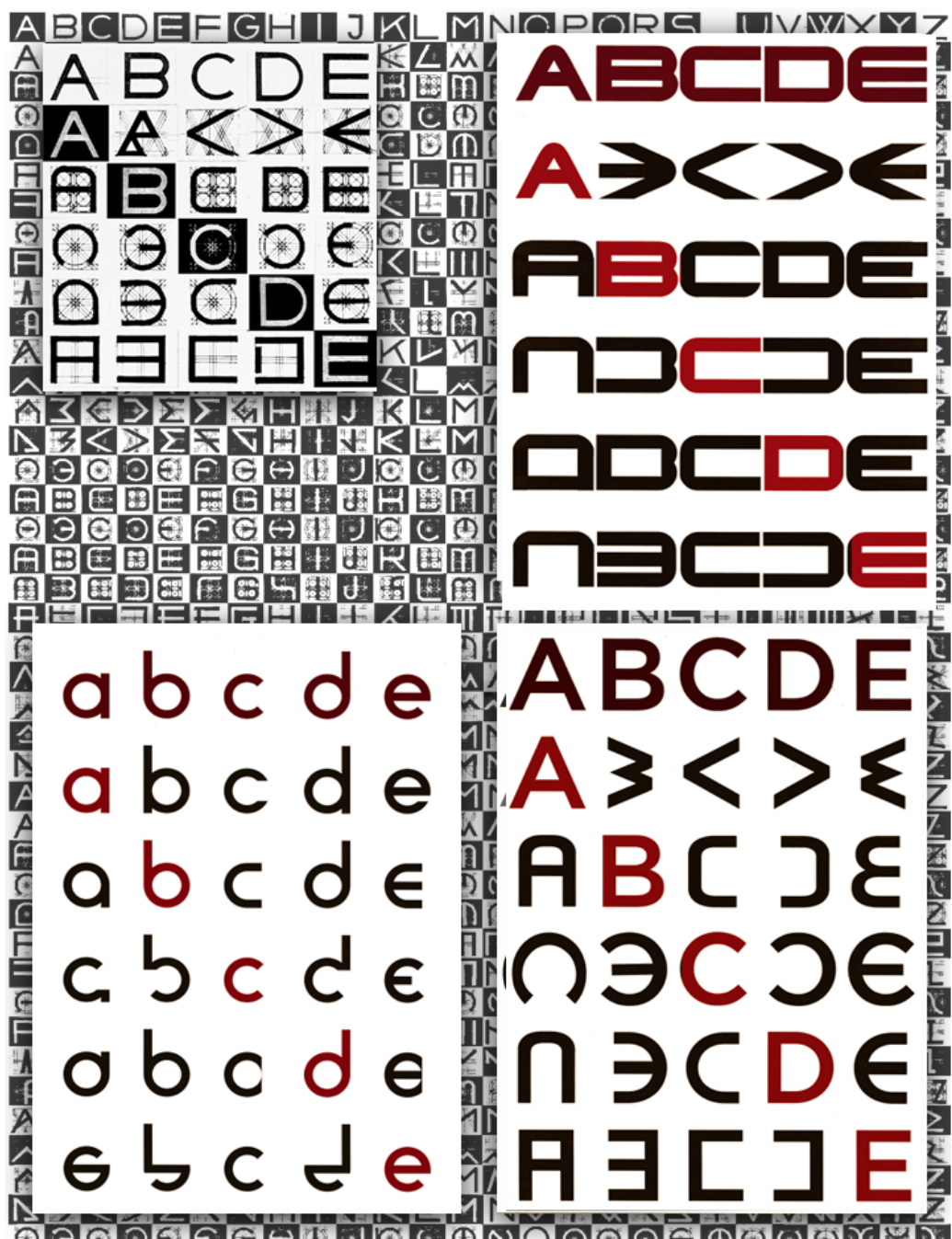



Fig. 4. Exercise in icono-plastic variations of alphabetical characters from various fonts: in the column, versions of the same letter are displayed (denotative traits); in the row, variations of connotative traits of the letters are presented, each expressed in the visual forms of a single other letter. Author's graphical representation.

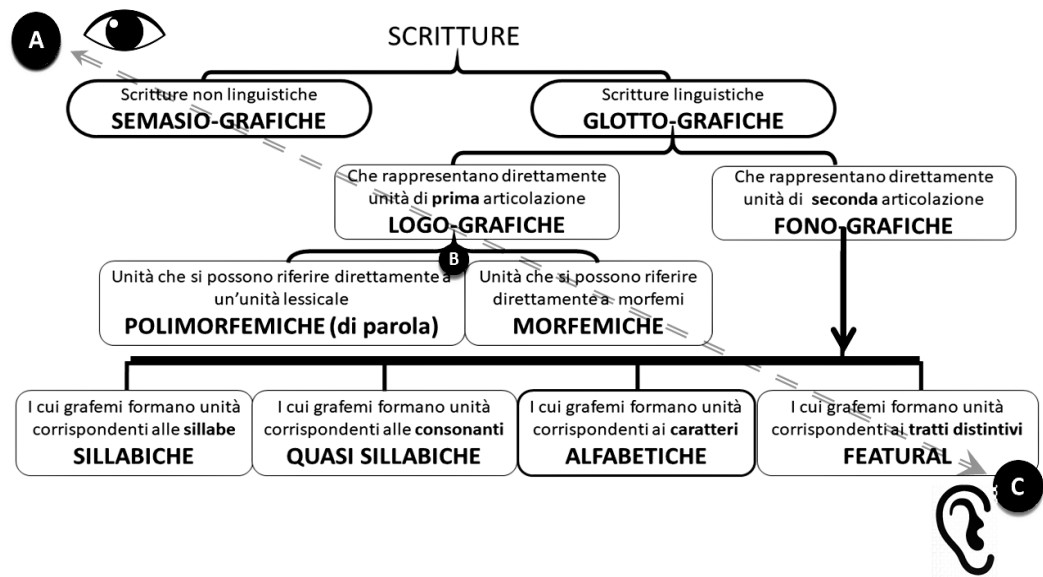



Fig. 5. Linguistic classification of the main types of writing systems. Sampson 1998, p. 32.

'Invention as transduction', especially the '(natural and artificial) transduction between representations and between styles of representation', is a question that we find at the crossroads of the contributions of AI to drawing. One of the traditional themes of drawing is the 'translation between forms of visual representation', at least reduced to those minimal terms allowed by the 'restitution of perspective' (fig. 6): a practice that seeks to geometrically identify the deceptive point of view of a perspective to return a 3D model of the space depicted in it.
In art history there are obvious limits to the application of perspective restitution. Each visual artifact for aesthetic use – to be such – maintains an autonomy of the space depicted in it with respect to the environmental empirical visual space in which the real spectator is probably placed; unless one falls back into the deceptive situations of *trompe-l'oeil* and 'virtual reality' where (pathologically) one cannot distinguish between the perception of one's environment [3] from that of the space depicted. The space depicted is an aesthetic product, it is the image of a place declined in a 'non-generic' morphology. Obviously, it doesn't seem to make sense to make perspective restitutions of images registered in pre – and anti-perspective figurative traditions. In non-perspective cases, the various parts of the image arouse the sense of places differently appointed to show aspects of a space that seems to have a geometrically topological and psychologically topographical nature; but not in all visual cultures and their phases.
Then the alleged 'spatial restitution' can, more honestly, take the form of the documented invention of a genealogy of traits of objects and environments of the world known a priori to the original spectators. The 'best spatial model' would emerge in a top-down process (template matching) which maximizes the conditional probability of responding to the a priori morphological categories corresponding to the figures recognized in the image.

Notes

[1] On the applications of AI to the fields of design we refer especially to Chaillou 2021; Abioye et al. 2021; Castro Pena et al. 2021; As, Basu 2021; Seo, Park, Choo 2020.

[2] We are referring to the classic [Groupe µ 1992] and to the distinction between the plastic and iconic level of the semiotic analysis of images opened with the seminal essay Greimas 1984.

[3] We are referring to the distinction between ecological perception of the environment and perception of representations advocated by J. Gibson [Gibson 1979] whose conclusions we fully accept.

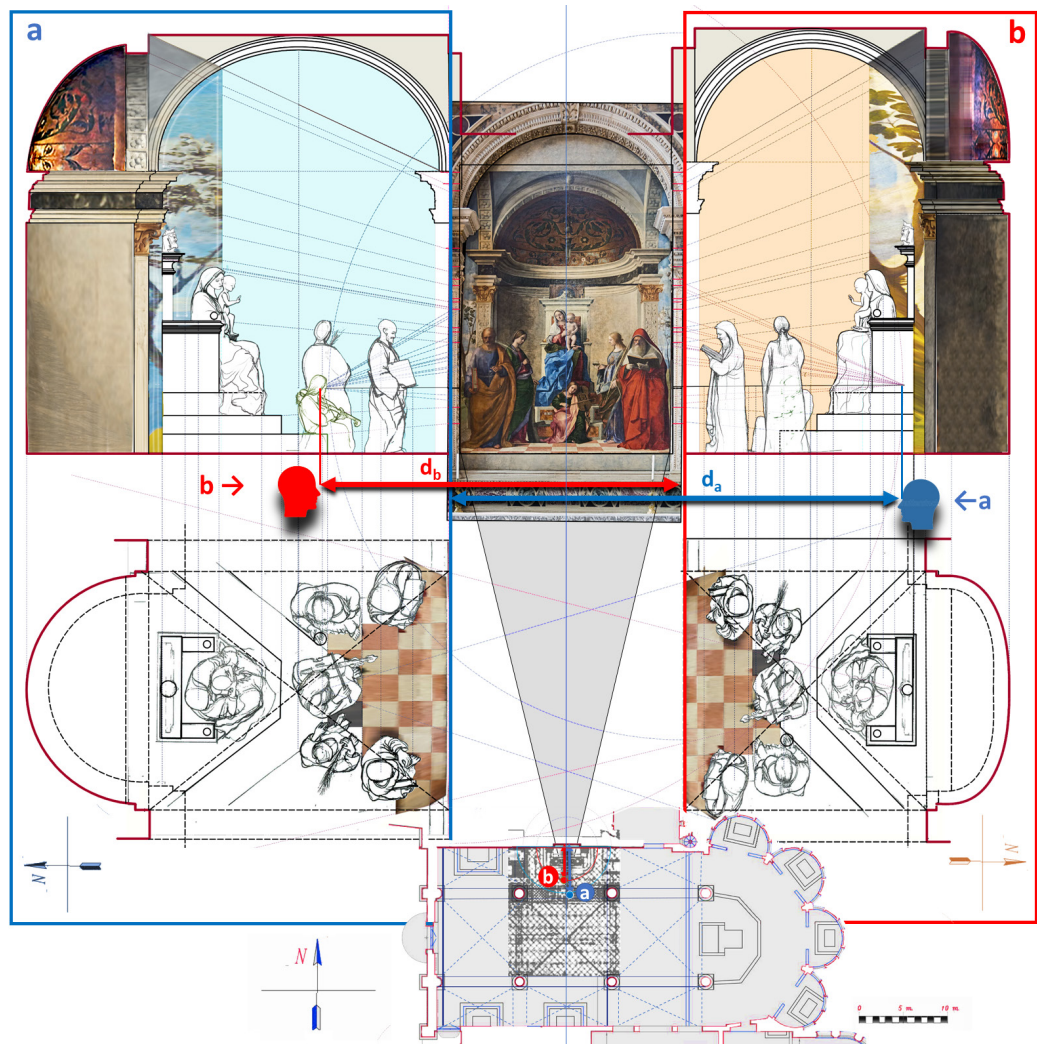



Fig. 6. Perspective restitution of the depicted space of the San Zaccaria Altarpiece, *Madonna and Child Enthroned with Saints* by Giovanni Bellini, 1505, (402x273 cm), church of San Zaccaria, Venice. Graphic elaboration by Fabrizio Gay.

References

Akanbi L. et al. (2021). Artificial intelligence in the construction industry: A review of present status, opportunities and future challenges. In *Journal of Building Engineering*, Vol. 44, pp. 1-13.

As I., Prithwish B. (Eds.). (2021). *The Routledge companion to artificial intelligence in architecture*. Abington, Oxon: Routledge.

Castro Pena M.L. et al. (2021). Artificial intelligence applied to conceptual design. A review of its use in architecture. In *Automation in Construction*, Vol. 124, pp. 1-30.

Chaillou S. (2021). *L'intelligence artificielle au service de l'architecture*. Antony: Éditions Le Moniteur.

Gay F. (2020). *A ragion veduta: immaginazione progettuale rappresentazione e morfologia degli artefatti*. Sassari: Publica.

Gay F. (2022). The lightning and the 'black reaction': natural and artificial pattern drawing between Golgi and Simondon. In C. Battini, E. Bistagnino (Eds.). *Dialogues, visions and visuality. 43th International Conference of Representation Disciplines Teachers Congress of Unione Italiana per il Disegno. Conference proceedings. Genova 15-17 September 2022*, pp. 1530-1567. Milan: FrancoAngeli.

Gibson J. (1979). *The ecological approach to visual perception*. Boston: Houghton Mifflin Company.

Greimas Algirdas J. (1984). *Sémiotique figurative et sémiotique plastique*. Paris: Groupe de Recherches Sémio-Linguist, Ecole des Hautes Etudes en Sciences Sociales.

Groupe µ (1992). *Traité du signe visuel*. Paris: Édition du Seuil.

Manovich L., Arielli E. (2022). *Artificial Aesthetics: A Critical Guide to AI, Media and Design*. <http://manovich.net/content/04-projects/163-artificial-aesthetics/artificial_aesthetics.chapter_1.pdf> (accessed 2 February 2023).

Mikolov T. et al. (2013). Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space. In *arXiv 1301.3781v3*. < https://arxiv.org/abs/1301.3781> (accessed 2 February 2023).

Sampson G. (1998). *Writing systems: a linguistic introduction*. Stanford: Stanford University Press.

Seo, J.; Park, H.; Choo, S. (2020). Inference of Drawing Elements and Space Usage on Architectural Drawings Using Semantic Segmentation. In *Applied Sciences*, Vol. 10, No. 20, pp. 1-14.

Serafini L. (1981). *Codex seraphinianus*. Milan: Franco Maria Ricci.

Shamir L. (2015). What makes a Pollock Pollock: a machine vision approach. In *International journal of arts and technology*, Vol. 8, pp. 1-10.

Spinicci P. (2008). *Simile alle ombre e al sogno: la filosofia dell'immagine*. Torino: Bollati Boringhieri.

Zeiler M.D., Fergus R. (2014). Visualizing and Understanding Convolutional Networks. In D. Fleet, T. Pajdla, B. Schiele, T. Tuytelaars (Eds.). *Computer Vision – ECCV 2014*. Proceedings 13th European Conference, Zurich, Switzerland, September 6-12, 2014, pp. 818-833. Cham: Springer.

Author
Fabrizio Gay, Università Iuav di Venezia, fabrizio@iuav.it

To cite this chapter: Gay Fabrizio (2023). Transizioni al disegno artificiale/Transitions to Artificial Drawing. In Cannella M., Garozzo A., Morena S. (eds.). *Transizioni. Atti del 44° Convegno Internazionale dei Docenti delle Discipline della Rappresentazione/Transitions. Proceedings of the 44th International Conference of Representation Disciplines Teachers*. Milano: FrancoAngeli, pp. 485-504.

 Isbn 9788835155119